

Research Article

Prediction of Total Organic Carbon (TOC) Utilizing $\Delta\log R$ and Artificial Neural Network (ANN) Methods and Geochemical Facies Determination of Kazhdumi Formation in One of the Fields - Southwest of Iran

Katayoon Rezaeeparto^{1*}, Hassan Bagheri²

1- PhD, Assistant professor, Petroleum Geology Department, RIPI

2- School of Mining, College of Engineering, University of Tehran – Petrophysicist at NIDC

Keywords: *Total Organic Carbon, $\Delta\log R$ method, ANN method, MRGC method, Geochemical Facies*

1- Introduction

The Zagros Basin is one of the essential basins in the world, which has NW-SE extensions and is located in the most important oil and gas fields of the world. Geochemical parameters allow specialists with enough tools for a detailed review of the production stages. In recent years, studied many issues related to source rock, such as migration, TOC, maturity, etc., using different geochemistry theoretical and methods (Peters and Fowler, 2002; Alizadeh et al., 2012; England, 2007). However, Rock-Eval is one of the most critical tests in the geochemical evaluation. This test is used in oil and gas exploration in the world's sedimentary basins. The $\Delta\log R$ method was invented to determine zones containing organic matter using well logs (resistivity and porosity) (Kamali and Mirshady, 2004) and basic information about the Kerogen type and maturity by Pessey et al. (1990). The ANN method is a new and robust method for data communication and training (Alizadeh et al., 2011; Kadkhodaie et al., 2009; Sefidari et al., 2012). This study uses two $\Delta\log R$ and ANN methods to predict total organic carbon (TOC) in Kazhdumi Formation.

2- Material and methods

At first, TOC calculation was done using the experimental equation and $\Delta\log R$ method. In the next step, using the Artificial Neural Network (ANN) method in MATLAB software and using TOC information measured in the laboratory and well logging data as model input with the highest correlation coefficient with TOC information, TOC log was estimated in the whole sequence of Kazhdumi Formation. Then, using MRGC (Multi-Resolution Graph-Based Clustering) method and TOC logs obtained from $\Delta\log R$ and ANN methods as observers, the geochemical facies of the studied sequence were identified, and the obtained model was generalized in several wells close to each other in the study field.

3- Results and discussions

The measurable separation between porosity and resistivity logs utilizing the $\Delta\log R$ method. This separation is related to TOC and maturity. $\Delta\log R$ separation calculation using:

$$\Delta\log R = \log_{10}(\text{Resistivity} / \text{Resistivity baseline}) + 0.02 (\text{Porosity} - \text{Porosity baseline}) \quad \text{equation 1}$$

After the calculation of $\Delta\log R$ separation, TOC predicted using:

$$\text{TOC} = (\Delta\log R) \times 10(2.297 - 0.1688 \times \text{LOM}) \quad \text{equation 2}$$

In this equation, LOM is maturity and was considered seven for Kazhdumi Formation due to the previous study in this field. In the following method, TOC was predicted by the ANN method, selecting density, neutron, sonic, resistivity and gamma-ray logs as input and TOC point from the Rock-Eval test as

* Corresponding author: rezaeepartok@ripi.ir

DOI:10.22055/AAG.2021.35538.2177

Received 2020-11-16

Accepted 2021-09-07

associated data. The correlation coefficient of two TOC logs estimated by $\Delta\log R$ and ANN methods with laboratory TOC data was 0.75 and 0.97, which shows more ANN accuracy than the $\Delta\log R$ method. Predicted TOC curve in all the intervals studied and determined geochemistry facies utilizing MRGC clustering method: this step selected density, neutron, sonic, resistivity, and gamma-ray logs as input data. TOC curve and TOC point were selected as associated logs for the MRGC clustering model and identified five geochemistry facies.

4- Conclusion

This study predicted TOC and geochemistry facies for one of the vital source rocks in most fields of Iran (Kazhdumi Formation). First of all, was calculated $\Delta\log R$ separation and TOC by this method. Then, in the next step, the TOC curve is predicted by the ANN method. Finally, five geochemistry facies were identified by the well logs and TOC data in Kazhdumi Formation, recognising that good geochemistry facies in the first interval studied with acceptable thickness and geochemistry facies at the end of Kazhdumi Formation are scattered. As a result, the thickness of suitable geochemical facies in organic matter accumulation is mainly seen in the initial intervals of the studied formation.

5- References

- Alizadeh, B., Maroufi, K., Heydarifard, M., 2012. Validation and comparison of two methods of artificial neural network and $\Delta\log R$ in evaluating the organic matter content of source rocks- a case study of Pabde formation of Maron oil field. *Research Journal Stratigraphy and Sedimentology* 48-3, 1-18. https://jssr.ui.ac.ir/article_16775.html
- Alizadeh, B., Najjari, S., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., 2011. Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: A case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. *Computer Geoscience* 45, 261–269. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.11.024>
- England, W.A., 2007. Reservoir geochemistry- A reservoir engineering perspective. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 58, 344–354. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2005.12.012>
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rahimpour-Bonab, H., Rezaee, M.R., 2009. A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: An example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field Iran. *Computer Geoscience* 35(3), 459-474. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.12.007>
- Kamali, M.R., Mirshady, A.A., 2004. Total organic carbon content determined from well logs using $\Delta\log R$ and Neuro Fuzzy techniques. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 45(3-4), 141–148. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2004.08.005>
- Sefidari, E., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Najjari, S., 2012. Comparison of intelligent and statistical clustering approaches to predicting total organic carbon using intelligent systems. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 86-87, 190-205. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2012.03.024>
- Peters, K.E., Fowler, M.G., 2002. Application of Petroleum Geochemistry to Exploration and Reservoir Management. *Organic Geochemistry* 33(1), 5-36. [https://doi.org/10.1016/S0146-6380\(01\)00125-5](https://doi.org/10.1016/S0146-6380(01)00125-5)
- Passey, Q., Creaney, J., Kulla, F., Moretti, F., Stroud, J., 1990. A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. *AAPG Bulletin (American Association of Petroleum Geologists)* 74(12), 1777 - 1794. <https://doi.org/10.1306/0C9B25C9-1710-11D7-8645000102C1865D>

HOW TO CITE THIS ARTICLE:

Rezaeeparto, K., Bagheri. H., 2023. Prediction of Total Organic Carbon (TOC) Utilizing $\Delta\log R$ and Artificial Neural Network (ANN) Methods and Geochemical Facies Determination of Kazhdumi Formation in One of the Fields - Southwest of Iran. Adv. Appl. Geol. 12(4), 732-746.

DOI: 10.22055/AAG. 2021.35538.2177

URL: https://aag.scu.ac.ir/article_17039.html

©2023 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers

تخمین میزان کل کربن آلی (TOC) با استفاده از دو روش $\Delta\log R$ و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و تعیین رخساره‌های ژئوشیمیایی سازند کژدمی در یکی از میادین جنوب غرب ایران

کتایون رضایی پرتو*

استادیار پژوهشگاه صنعت نفت

حسن باقری

مهندسی اکتشاف نفت، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران - کارشناس پتروفیزیک، شرکت ملی حفاری ایران

* Rezaeepartok@ripi.ir

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۸/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۶/۱۶

چکیده

رخساره‌های ژئوشیمیایی توالی‌هایی از سنگ منشأ بوده که از نظر تجمع مواد آلی و پتانسیل تولید هیدروکربور با لایه‌های بالا و پایین خود متفاوت هستند. در مطالعه حاضر از دو روش متفاوت برای تعیین میزان کل کربن آلی (TOC) سازند کژدمی در یکی از میادین جنوب غرب کشور استفاده شد. در روش اول با استفاده از معادلات تجربی و استفاده از روش $\Delta\log R$ میزان کل کربن آلی محاسبه گردید. در مرحله بعد با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network, ANN) در نرم افزار متلب و استفاده از اطلاعات TOC اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه و قرائت تعدادی از نمودارهای چاه‌پیمایی به‌عنوان ورودی مدل که بیشترین میزان ضریب همبستگی با اطلاعات TOC دارند، لاگ TOC در کل توالی سازند کژدمی تخمین زده شد. ضریب همبستگی دو نمودار TOC تخمین زده شده به روش $\Delta\log R$ و ANN با داده‌های TOC آزمایشگاهی به ترتیب ۰/۷۵ و ۰/۹۷ بدست آمد که دقت بهتر روش ANN نسبت به روش $\Delta\log R$ را نشان می‌دهد. سپس با استفاده از روش خوشه بندی (Multi-Resolution Graph-Based Clustering) MRGC و استفاده از لاگ‌های TOC به دست آمده از دو روش $\Delta\log R$ و ANN به‌عنوان ناظر، رخساره‌های ژئوشیمیایی توالی مورد بررسی با دقت مناسبی شناسایی شدند و مدل بدست آمده در تعدادی از چاه‌های نزدیک به هم در میدان مورد مطالعه تعمیم یافت. در نتیجه مشخص شد که ضخامت رخساره‌های مناسب ژئوشیمیایی از نظر تجمع مواد آلی، بیشتر در فواصل ابتدایی سازند مورد بررسی دیده می‌شوند.

واژه‌های کلیدی: کل کربن آلی (TOC)، $\Delta\log R$ شبکه عصبی مصنوعی، نرم افزار متلب، رخساره ژئوشیمیایی

۱- مقدمه

ژئوشیمیایی به متخصصین این امکان را می‌دهد که برای بررسی دقیق مراحل تولید در میادین ابزارهای کافی در اختیار داشته باشند و با آگاهی از آن‌ها توانایی بیشتری در توسعه میادین خواهند داشت. در دهه‌های اخیر استفاده از علم ژئوشیمی در صنعت نفت گسترش زیادی پیدا کرده و به اکتشاف میادین نفتی کمک شایانی کرده و ابزاری بسیار سودمند می‌باشد (Gholipour et al., 2013). در سال‌های اخیر با استفاده از تئوری‌ها و روش‌های مختلف ژئوشیمیایی بسیاری از مسائل مربوط به سنگ منشاء و مهاجرت و تجمع نفت را مورد مطالعه قرار می‌دهند. مطالعه سیستم‌های نفتی، تعیین ریسک اکتشاف

با توجه به اینکه در جریان اکتشاف نفت و گاز بدون داشتن اطلاعات ژئوشیمی آلی تقریباً از هر چند چاه فقط یکی از آن‌ها به نتیجه دلخواه می‌رسد، می‌توان با در دست داشتن این اطلاعات از اتلاف سرمایه عظیمی جلوگیری نمود. در ایران تاکنون تنها برخی از مخازن تاقدیسی و هیدروکربنی کشف و مورد بهره‌برداری قرار گرفته‌اند؛ اما اگر اکتشاف با روش ژئوشیمی آلی همراه باشد، مابقی مخازن هیدروکربنی که به صورت ساختمانی نیستند را نیز می‌توان مورد اکتشاف و بهره‌برداری قرار داد (Motahari et al., 2007). آگاهی از پارامترهای

مغز به عنوان یک سامانه پردازش اطلاعات با ساختار موازی، از حدود ۱۰۰ تریلیون نرون مرتبط تشکیل شده است. نورون‌ها ساده‌ترین واحد ساختاری دستگاه‌های عصبی هستند. این شبکه‌ها برخلاف رایانه که نیازمند دستورهای کاملاً صریح و مشخص هستند، به مدل‌های ریاضی محض نیازی ندارد، بلکه مانند انسان تجربه کسب کرده و سپس این تجربیات را تعمیم می‌دهند. در واقع این شبکه مدلی است که می‌تواند با استفاده از قطعات الکترونیکی ساخته شود و یا به وسیله نرم‌افزار شبیه‌سازی شود. اجزاء اصلی تشکیل دهنده یک سیستم شبکه عصبی شامل نورون‌ها و لایه‌ها می‌باشد. در حالت کلی یک شبکه عصبی مصنوعی دارای سه لایه است که شامل لایه ورودی، لایه میانی یا پنهان و لایه خروجی می‌باشد. شبکه‌های عصبی به‌طور کلی برای حل هر مسئله‌ای، سه مرحله را طی می‌کنند که این مراحل به ترتیب عبارت‌اند از آموزش (Training) تعمیم (Generalization) و اجرا (Operation) می‌باشند. یکی از متداولترین و پرکاربردترین الگوریتمهای آموزشی برای شبکه‌های پیشخور، الگوریتم آموزش پس انتشار خطا است (Kulluk, 2013). در الگوریتم پس انتشار خطا، داده‌های ورودی مکرر به شبکه داده می‌شود و خروجی با خروجی مطلوب مقایسه و خطا در هر تکرار محاسبه می‌شود. این خطا در طول شبکه منتشر و وزنه‌های سیناپسی طوری تنظیم می‌شود که خطا در هر تکرار کاهش یابد. در واقع پس انتشار یک روش واریانس کاهش یا افزایش است که تابع خطا را با تعدیل وزنه‌های سیناپسی کمینه می‌کند (Mohaghegh et al., 1994).

۲- روش کار

در این مطالعه به منظور تعیین میزان کل کربن آلی (TOC) و زون‌های دارای تجمع این پارامتر، از دو روش متفاوت استفاده شد. در ابتدا از روش $\Delta \log R$ و استفاده از نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی همراه با نمودار مقاومت ویژه، این پارامتر تخمین زده شد (Luffel et al., 1992). در گام بعدی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در نرم افزار متلب و استفاده از قرائت نمودارهای مقاومت، صوتی، نوترون، چگالی و گاما با نظارت اطلاعات TOC به دست آمده در آزمایشگاه، لاگ TOC در توالی مورد بررسی تخمین زده می‌شود. داده‌های آزمایشگاهی TOC بوسیله آنالیز نمونه‌های خرده‌های حفاری که در طی حفاری سازند کژدمی در چاه مورد نظر به سطح رسیده‌اند صورت گرفته است. در انتها از روش

و همچنین تطابق نفت با نفت و نفت با سنگ منشاء از کاربردهای مهم علم ژئوشیمی می‌باشد (Tanha et al., 2022).

با توجه به تأثیراتی که نمودارهای درون‌چاهی در ارتباط با مخازن و منابع هیدروکربنی از خود نشان می‌دهند (Bagheri and Falahat, 2021; Bagheri et al., 202) ارائه روش‌های مختلف در ارتباط با به‌کارگیری نمودارها، برای بررسی سنگ منشاء مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است که منجر به ابداع روش‌های مختلف در ارتباط با ارزیابی هیدروکربن از نمودارهای درون‌چاهی شده است.

استفاده از روش $\Delta \log R$ که اولین بار توسط Passey et al. (1990) ابداع گردیده می‌تواند برای تعیین مناطق غنی از مواد آلی که تنها نیاز به نمودارهای درون‌چاهی (تخلخل و مقاومت) و داده‌های اولیه در مورد نوع و درجه بلوغ کروژن دارد، هزینه‌ها و زمان مربوط به این مطالعات را تا حد قابل‌ملاحظه‌ای کاهش دهد و زمین‌شناسان را در تعیین سنگ‌های منشاء مؤثر و در نهایت تعیین مراکز تجمع هیدروکربنی راهنمایی کند. Kamali و Mirshady (2004) نیز از روش $\Delta \log R$ و نروفازی جهت تخمین TOC از داده‌های پتروفیزیکی استفاده نمودند (Kadkhodaie-Ilkchi et al., 2009). با اختراع یک ماشین حاصل از عملکرد سیستمهای هوشمند به تخمین TOC پرداختند. سرانجام از ترکیب آنالیز خوشه بندی با شبکه عصبی مصنوعی برای رسیدن به این هدف بهره گرفتند (Sefidari et al., 2012; Alizadeh et al., 2011).

شبکه عصبی مصنوعی نیز، علم جدیدی است که از سیستم شبکه‌های عصبی مغز انسان الگوبرداری کرده است. در واقع تقلید بسیار ساده‌ای از رفتار سلول عصبی مغز می‌باشد. امروزه دامنه کاربرد این علم در زمینه‌هایی از قبیل علوم پایه، فنی، پزشکی، علوم اجتماعی، اقتصادی و غیره گسترش یافته است. در صنعت نفت و گاز برای حل مسائل مربوط به آنالیز تفسیر لاگ‌های چاه پیمایی، ویژگی‌های مخزن و بازیافت هیدروکربن کاربرد دارد. ورود به قلمرو این علم از زمانی آغاز شد که دانشمندان در این اندیشه بودند که چرا مغز انسان بعضی کارها را مؤثرتر از کامپیوترها انجام می‌دهد. پس از کنکاش فراوان در این زمینه سگال در دهه اول قرن بیستم به این نکته اساسی پی برد که عملکرد مغز به‌صورت پردازش موازی است. شبکه‌های عصبی، عملکردی شبیه به عملکرد مغز انسان دارند.

$$\Delta \log R = \log_{10} (R/R_{\text{baseline}}) - 2.5 \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$(R_{\text{HOB}} - R_{\text{HOB}_{\text{baseline}}})$$

در این معادلات $\Delta \log R$ جدایش اندازه‌گیری شده از نمودار مقاومتی با نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی است. R_{baseline} قرائت نمودار مقاومت در محل خط مبنا، $\Delta T_{\text{baseline}}$ ، $NPHI_{\text{baseline}}$ و $R_{\text{HOB}_{\text{baseline}}}$ قرائت نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی در محل خط مبنا، R قرائت نمودار مقاومت و DT ، $NPHI$ و R_{HOB} قرائت نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی می‌باشد. در ادامه می‌توان با استفاده از نتایج به دست آمده از رابطه ۱، میزان کل کربن آلی (TOC) را محاسبه نمود. رابطه تجربی مورد استفاده برای محاسبه میزان کل کربن آلی در سنگ‌های رسی غنی از ماده آلی به صورت زیر است:

$$TOC = (\Delta \log R) \times 10^{(2.297 - 0.1688 \times LOM)} \quad (\text{رابطه ۴})$$

در این رابطه TOC درصد وزنی کربن آلی در سازند و LOM درجه بلوغ ماده آلی هستند. مقدار LOM با توجه به اطلاعات در دسترس از مطالعات قبلی در میدان برابر با ۹ در نظر گرفته شد. مقدار LOM کمتر از ۸ برای این پارامتر مربوط به کروژنی است با درجه بلوغ پایین و در حدود ۱۲ تا ۱۳ نیز نشانگر پایان پنجره نفتی است.

تقریباً تمام شیل‌ها دارای مقادیری از کربن آلی هستند. مقدار متوسط TOC در شیل‌های سراسر جهان بین ۰/۲ تا ۱/۶۵ درصد وزنی متغیر است. غالب شیل‌ها TOC بیشتر از ۰/۸ درصد وزنی دارند (Tissot and Welte, 1984). زمانی که خط مبنا در زون‌های شیلی فقیر از ماده آلی یا غیرمنشا انتخاب می‌شود، به این مفهوم است که در این زون مقدار TOC صفر است. در واقع این زون ممکن است تا ۰/۸ درصد وزنی TOC داشته باشد. به خاطر وجود این مقدار TOC در تمام شیل‌ها بعد از محاسبه TOC در تمام زون‌هایی که جدایش $\Delta \log R$ مثبت است، مقدار ۰/۸ به TOC محاسبه شده اضافه می‌شود. مقدار جدایش تأثیری در این روند ندارد و فقط کافی است تا جدایش مثبت باشد. در نتیجه با استفاده از روابط ارائه شده میزان $\Delta \log R$ در توالی سازند کژدمی محاسبه شد. شکل ۱ مقادیر $\Delta \log R$ محاسبه شده از نمودارهای محاسبه شده و میزان TOC محاسبه شده از آن‌ها ارائه شده است.

خوشه‌سازی MRGC که نسبت به دیگر روش‌های خوشه‌سازی دارای این مزیت است که تعداد خوشه‌های بهینه با توجه به داده‌های ورودی مدل و پیچیدگی‌های توالی مورد بررسی را پیشنهاد می‌دهد، برای تفکیک رخساره‌های ژئوشیمیایی استفاده شد. مدل بهینه بدست آمده در سایر چاه‌های میدان تعمیم داده شد.

۱-۲ روش $\Delta \log R$

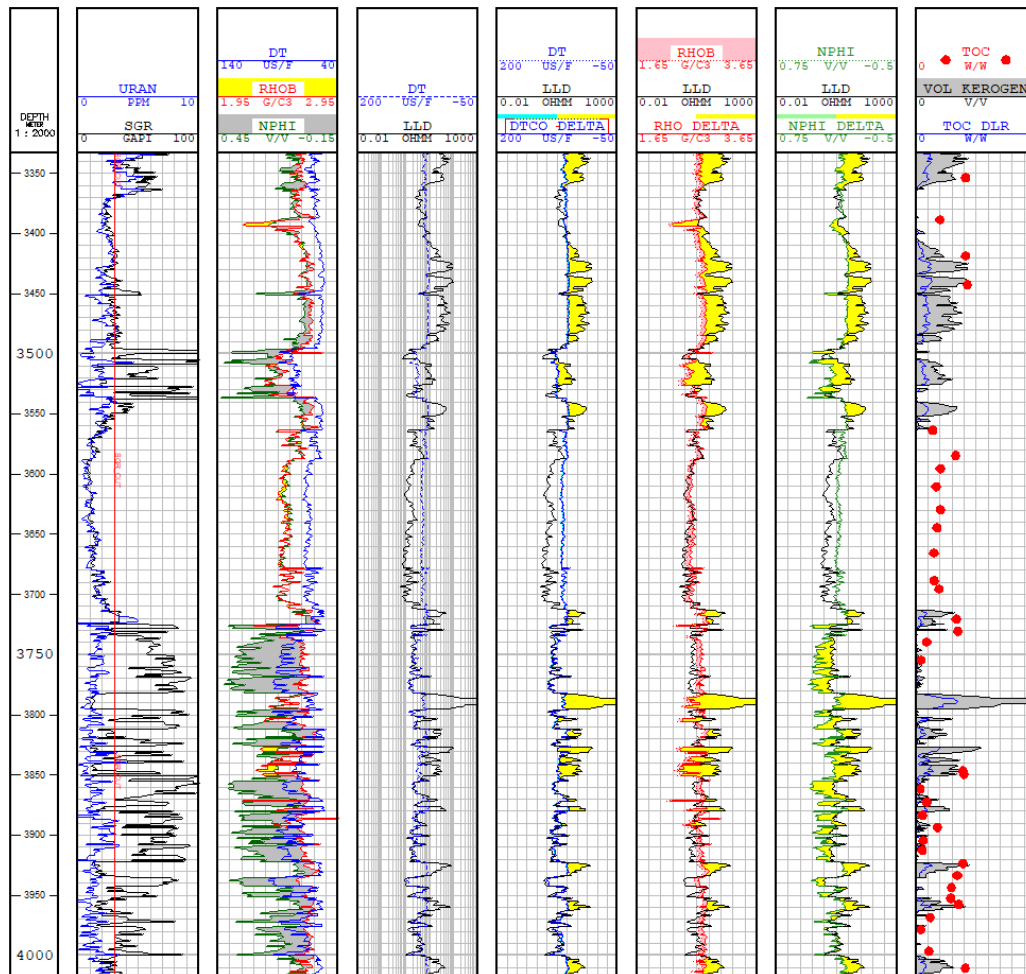
روش $\Delta \log R$ در سال ۱۹۹۰ توسط Passey et al. (1990) معرفی شد. این روش پس از شروع و آزمایش در این زمان، در بسیاری از میدان‌های نفتی و گازی مشهور جهان مورد استفاده قرار گرفت (Kamali and Mirshady, 2004) و (Alizadeh et al., 2012). رقومی‌سازی داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی و برهم‌نهی داده‌های نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی با نمودار مقاومت ویژه اساس این روش را تشکیل می‌دهد. این نمودارها را در یک ستون با مقیاس‌بندی مناسبی تلفیق می‌شوند. در فواصلی که سنگ غیرمنشأ و دانه‌ریز وجود داشته باشد، روند دو نمودار همدیگر را پوشش می‌دهند و بر همین اساس خط مبنا برای دو نمودار ترسیم می‌شود. بر اساس این خط مبنا، فواصل غنی از ماده آلی توسط جدایش دو نمودار تشخیص داده می‌شوند (Passey et al., 1990).

۲-۲ نگارهای صوتی، نوترون و چگالی برای محاسبه $\Delta \log R$

جدایش بین نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی با نمودار مقاومت ویژه به طریق $\Delta \log R$ در هر عمقی قابل اندازه‌گیری است. جدایش $\Delta \log R$ به شکل خطی مرتبط با میزان کل کربن آلی و تابعی از بلوغ است. عملاً میزان بلوغ ماده آلی از آنالیز نمونه‌های مختلف (انعکاس ویتروینایت، شاخص دگرسانی حرارتی و نمودار استاندارد (S2/TOC) و یا از عمق تدفین و تاریخچه حرارتی به دست می‌آید. برای محاسبه پارامتر $\Delta \log R$ از روی نمودارهای صوتی/مقاومتی (رابطه ۱)، نوترون/مقاومتی (رابطه ۲) و چگالی/مقاومت (رابطه ۳) معادلات زیر استفاده می‌شوند:

$$\Delta \log R = \log_{10}(R/R_{\text{baseline}}) + 0.02(DT - DT_{\text{baseline}}) \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$\Delta \log R = \log_{10}(R/R_{\text{baseline}}) + 4(NPHI - NPHI_{\text{baseline}}) \quad (\text{رابطه ۲})$$



شکل ۱- مقادیر $\Delta \log R$ محاسبه شده از نمودارهای پتروفیزیکی و میزان TOC محاسبه شده
 Fig. 1. $\Delta \log R$ and total organic carbon (TOC) measuring by using petrophysical log.

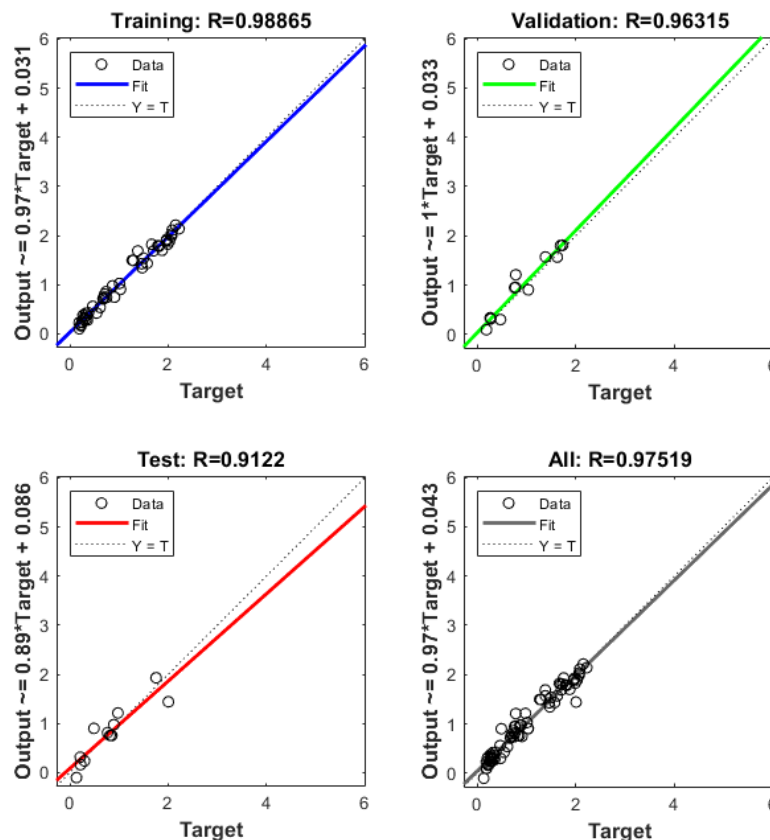
داده‌ها می‌باشد (Zargar et al., 2020). چنانچه نگارهای متعارف چاه در دسترس باشد، شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به شناخت روابط غیرخطی بین اطلاعات نگارها و پارامترهای مخزن می‌باشند (Sefidari et al., 2012). به منظور تخمین مقدار کل کربن آلی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) از قرائت لاگ‌های چاه‌پیمایی در دسترس با نظارت اطلاعات TOC دستگاه راک-اول استفاده شد. در واقع با استفاده از مقادیر TOC دستگاه راک-اول نمودارهای چاه‌پیمایی را در اعماقی که اطلاعات TOC موجود است آموزش (Train) داده و سپس از لاگ‌های آموزش داده برای تخمین TOC در فواصل فاقد اطلاعات TOC استفاده می‌شود. برای این منظور از روش آموزش Levenberg-Marquardt در نرم افزار متلب استفاده شد. تعداد لایه های پنهان در این مدل بصورت

۳- تخمین TOC به روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

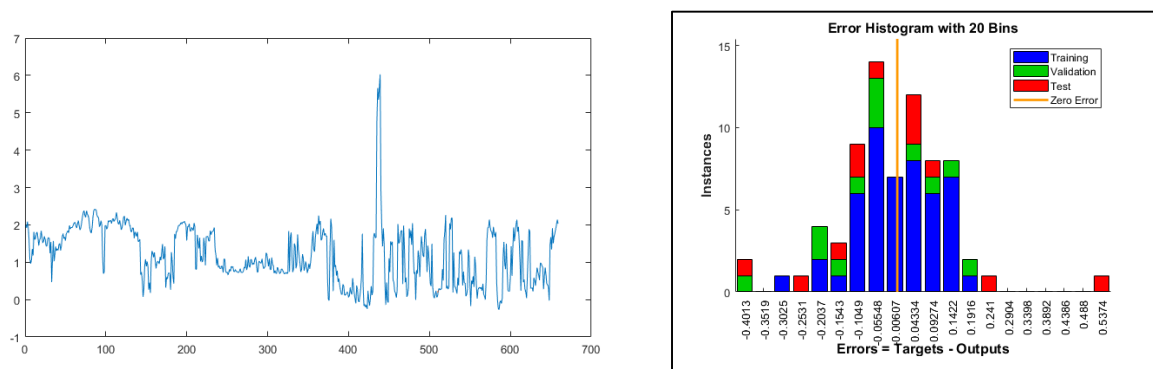
شبکه‌های عصبی مصنوعی از ارتباطات غیرخطی عناصر تشکیل دهنده آن‌ها یعنی نورون که مشابه سیستم عصبی انسان هستند تشکیل می‌شوند (Gholizadeh and Darand, 2009). شبکه عصبی مصنوعی در سال ۱۹۵۷ در آزمایشگاه کرنل آرونوتیکال و به وسیله فرانک روزنبلت در ساده‌ترین شکل خود (پرسپترون) ابداع شد. مهم‌ترین عامل تمایز شبکه عصبی نسبت به دیگر روش‌ها این است که خودش راه حل مسئله را کشف می‌کند. هر شبکه عصبی مانند شبکه‌های زیستی دارای سه بخش ورودی، پردازشگر و خروجی است (Soroushnia et al., 2011). ویژگی اصلی شبکه‌های عصبی، توانایی آموزش ویژگی‌های درونی یک سیستم به وسیله تجزیه و تحلیل مجموعه

شکل ۲ نمودارهای متقاطع رسم شده برای داده های تست، آموزش، اعتبارسنجی و کل داده ها را نشان می دهد. همچنین شکل ۳ نمودار TOC تخمین زده شده در کنار نمودار فراوانی خطا برای داده های آموزش، اعتبارسنجی و تست با استفاده از مدل شبکه عصبی را نشان می دهد و در نهایت در شکل ۴، نمودار TOC تخمین زده شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در کنار لاگ های ورودی دیده می شود.

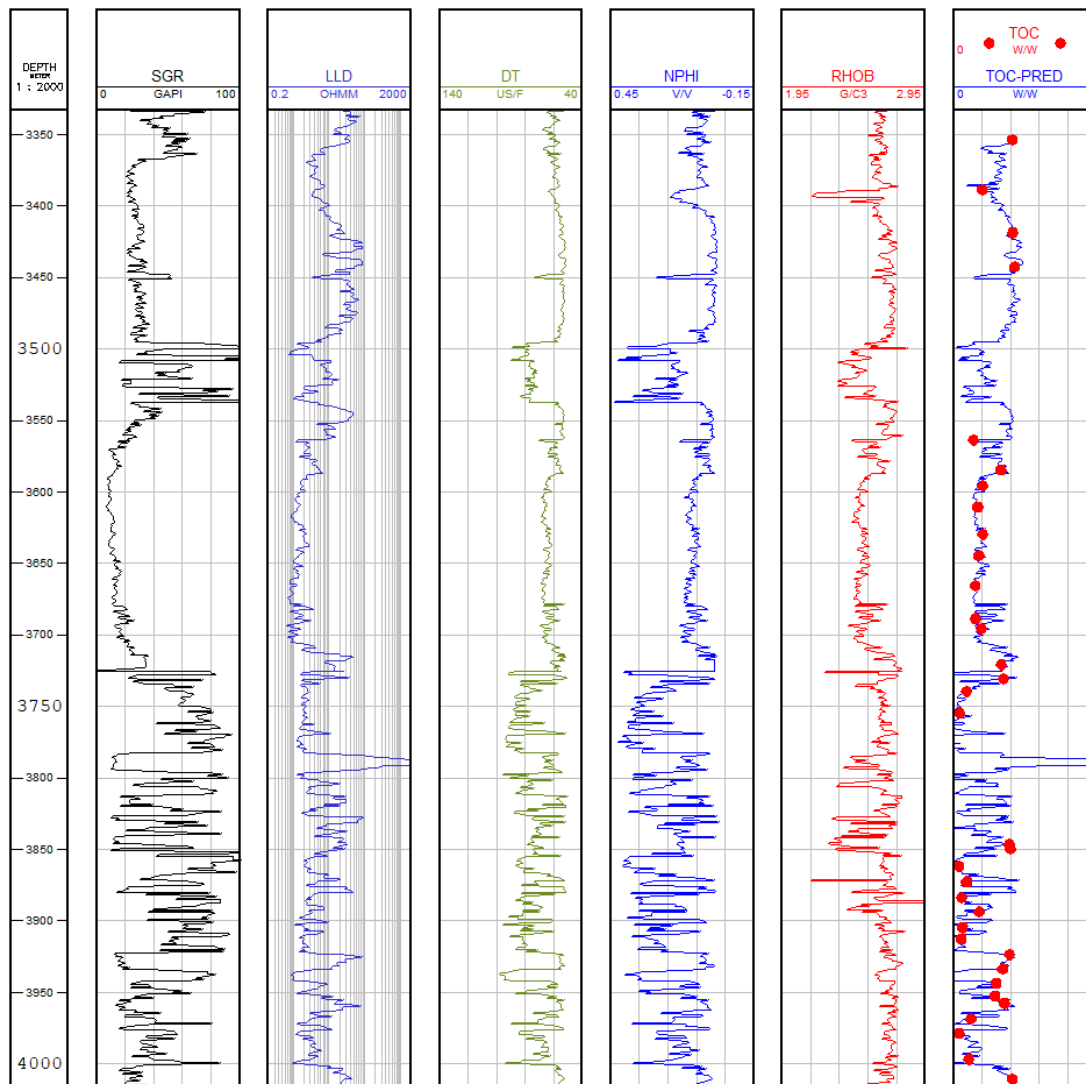
تصادفی بین ۵ تا ۱۲ لایه پنهان برای مدل در نظر گرفته شد که مدل با تعداد لایه پنهان ۶ بهینه ترین پاسخ را با توجه به ضریب همبستگی نمودار TOC تخمین زده شده و واقعی بدست آمد. لاگ های ورودی شامل چگالی (RHOB)، نوترون (NPHI)، صوتی (DT)، مقاومت ویژه (LLD) و گامای کل (SGR) بودند. اطلاعات TOC آنالیز شده از دستگاه راکاول نیز به عنوان لاگ هدف (Target Log) به مدل معرفی شد.



شکل ۲ - ضریب همبستگی داده های اعتبارسنجی، تست، آموزش و کل داده های استفاده شده در مدل شبکه عصبی مصنوعی
Fig. 2. Correlation coefficient of validation data, test, training and total data used in artificial neural network model



شکل ۳ - نمودار TOC تخمین زده شده در کنار نمودار فراوانی درصد خطا برای داده های اعتبارسنجی، تست و آموزش
Fig. 3. Estimated TOC charts along with error rate frequency charts for validation, testing, and training data



شکل ۴ - نمودار TOC تخمین زده شده با استفاده از روش ANN
Fig. 4. TOC estimation using ANN method

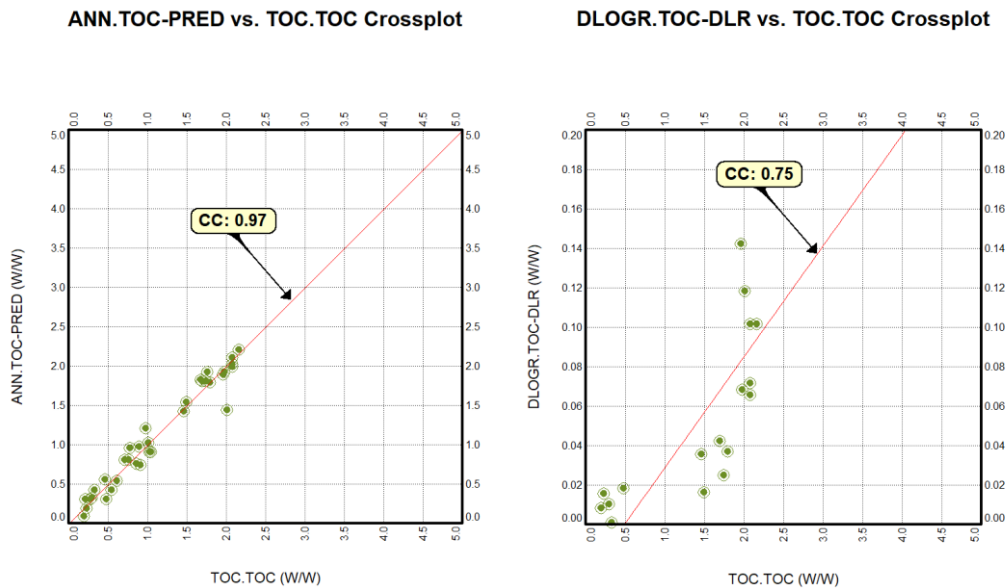
۴- بررسی دو روش تخمین نمودار TOC

پس از تخمین نمودار کل کربن آلی بوسیله روش های $\Delta \log R$ و ANN، دو روش مورد استفاده در توالی چاه و در کنار هم ترسیم شد. مقادیر نمودار TOC بدست آمده از روش $\Delta \log R$ دارای اختلاف قابل توجهی با اطلاعات آزمایشگاهی می باشد اما از نظر روند افزایشی و کاهشی و همچنین مشخص کردن زونهای دارای تجمع مواد آلی از دقت مناسبی برخوردار است. این درحالی است که نمودار TOC تخمین زده شده با استفاده از روش شبکه عصبی دارای مقادیر بسیار نزدیک به داده های آزمایشگاهی می باشد. شکل ۵ ضریب همبستگی دو نمودار TOC تخمین زده شده با استفاده از روش های مورد استفاده را در برابر مقادیر این پارامتر در آزمایشگاه نشان می دهد. در

اینجا مشاهده می شود که ضریب همبستگی نمودار TOC تخمین زده شده به روش شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر آزمایشگاهی این پارامتر مقدار ۰/۹۷ و دقت بسیار بالایی را نشان میدهد. همچنین تخمین TOC به روش $\Delta \log R$ نیز همبستگی قابل قبولی را نشان میدهد (۰/۷۵) اما نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی از اعتبار کمتری برخوردار است (مقایسه TOC صفر در این روش در نمودار متقاطع پلات نشده است).

۵- تعیین رخساره های ژئوشیمیایی

خوشه بندی داده ها پایه و اساس الگوریتم های مدل سازی و دسته بندی محسوب می شود. هدف از این فرایند تعریف گروه های طبیعی و اساسی کوچک از یک گروه بزرگ داده ها



شکل ۵ - مقادیر ضریب همبستگی TOC های تخمین زده شده با استفاده از روش های مورد مطالعه
Fig. 5. The correlation coefficients of estimated TOC using the studied methods

از محدود روش‌های غیر پارامتریک و بسیار مناسب جهت مطالعه و تحلیل خوشه‌های داده‌های حاصل از لاگ‌ها می‌باشد که ویژگی‌های ذکر شده را دارد. در این مطالعه این روش خوشه‌سازی مورد استفاده قرار گرفته است. داده‌های ورودی مدل خوشه‌سازی شامل نمودارهای مقاومت (LLD)، صوتی (DT)، نوترون (NPHI)، چگالی (RHOB) و گاما (SGR) با نظارت اطلاعات TOC آنالیز شده در آزمایشگاه می‌باشد. شکل ۶ نمودار فراوانی داده‌های ورودی مدل را نشان می‌دهد. همچنین شکل ۷ رخساره‌های ژئوشیمی تفکیک شده در توالی مورد بررسی را نشان می‌دهد.

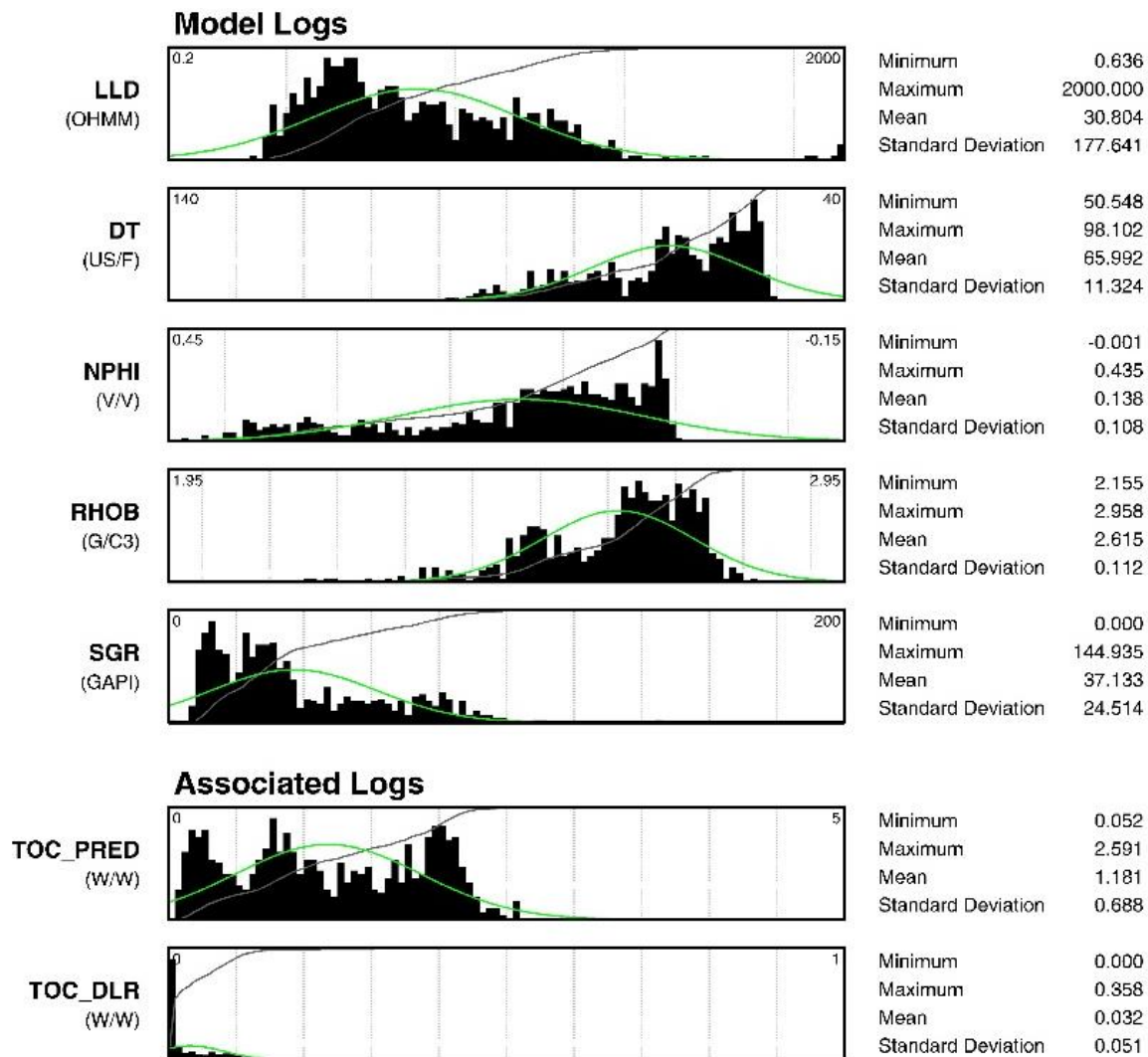
در شکل ۷ علاوه بر اطلاعات ارائه شده که در شکل‌های قبلی ارائه شده است، ستون اول از سمت راست رخساره‌های الکتریکی تفکیک شده توالی مورد بررسی را نشان می‌دهد. در این شکل رخساره‌ای که با رنگ زرد نمایش داده شده بهترین رخساره ژئوشیمیایی از نظر تجمع مواد آلی می‌باشد. این رخساره در فواصل ابتدایی مورد بررسی دارای ضخامت بیشتری است و در فواصل انتهایی به صورت پراکنده وجود دارد. سایر رخساره‌های دیگر به عنوان رخساره‌های نامناسب ژئوشیمیایی شناخته می‌شوند. شکل شماره ۸، مقدار TOC به دست آمده در هر دو روش را در رخساره‌های تفکیک شده نمایش می‌دهد و همانطور که توضیح داده شد با توجه به مقادیر ضریب همبستگی TOC های تخمین زده شده مقادیر به دست آمده از روش شبکه

محسوب می‌شود (Kadkhodaei et al., 2005). الگوی دسته‌بندی رخساره‌ها بر اساس نگارهای چاه‌پیمایی در تمام روش‌های دسته‌بندی، بر این اساس می‌باشد که داده‌های موجود در یک گروه بیشترین شباهت را با هم و کمترین شباهت را با داده‌های گروه‌های دیگر داشته باشند (Mohebian et al., 2022). در نتیجه این شباهت‌های درون‌گروهی و تفاوت‌های بین‌گروهی، سبب دسته‌بندی محدوده‌های قرائت لاگ‌های مورد استفاده خواهد شد و این محدوده‌های دسته‌بندی شده در توالی مورد ارزیابی، موجب تفکیک رخساره‌های زمین‌شناسی و مخزنی می‌شود. این الگوی دسته‌بندی در موارد استفاده متفاوت و برای دستیابی به اهداف متفاوتی مورد استفاده قرار می‌گیرد که در این مطالعه این الگوی دسته‌بندی به منظور تفکیک رخساره‌های ژئوشیمیایی و تفکیک لایه‌های دارای پتاسیل تجمع مواد آلی نسبت به لایه‌های فاقد این مشخصه می‌باشد.

ویژگی‌هایی که یک روش مناسب برای انجام عملیات خوشه‌سازی داده‌های لاگ باید داشته باشد شامل (Ye and Rabiller, 2000): قدرت شناسایی گروه‌های طبیعی داده‌های لاگ، عدم داشتن دانش قبلی در ارتباط با داده‌ها، پیشنهاد بهترین تعداد خوشه‌ها به صورت خودکار، استفاده از دسته داده‌هایی با ترکیبات بسیار پیچیده، استفاده از کمترین پارامترها و عدم حساسیت به تغییرات آن‌ها و عدم محدودیت در نوع و تعداد داده‌ها و خوشه‌ها می‌باشد. روش MRGC یکی

استفاده در این مطالعه تطابق بسیار خوبی را با هم نشان می دهند، از مدل بدست آمده برای به دست آوردن رخساره های ژئوشیمیایی تعدادی از چاه های نزدیک به چاه مورد مطالعه در این میدان می توان استفاده کرد، که شکل شماره ۹ نتیجه تعمیم مدل در چاه های مجاور می باشد.

عصبی مصنوعی از اعتبار بیشتری برخوردارند، البته هر دو روش دقت بسیار بالایی را داشته و نتایج نسبتاً مشابهی را نشان می دهند همانطور که در اینجا نیز کاملاً می توان مقدار بالای TOC را در رخساره زرد رنگ در هر دو روش مشاهده کرد. با توجه به اینکه رخساره های ژئوشیمیایی توالی مورد بررسی با دقت مناسبی شناسایی شدند و هر دو روش مورد



شکل ۶ - داده های ورودی مدل خوشه سازی
Fig. 6. Input data for clustering model

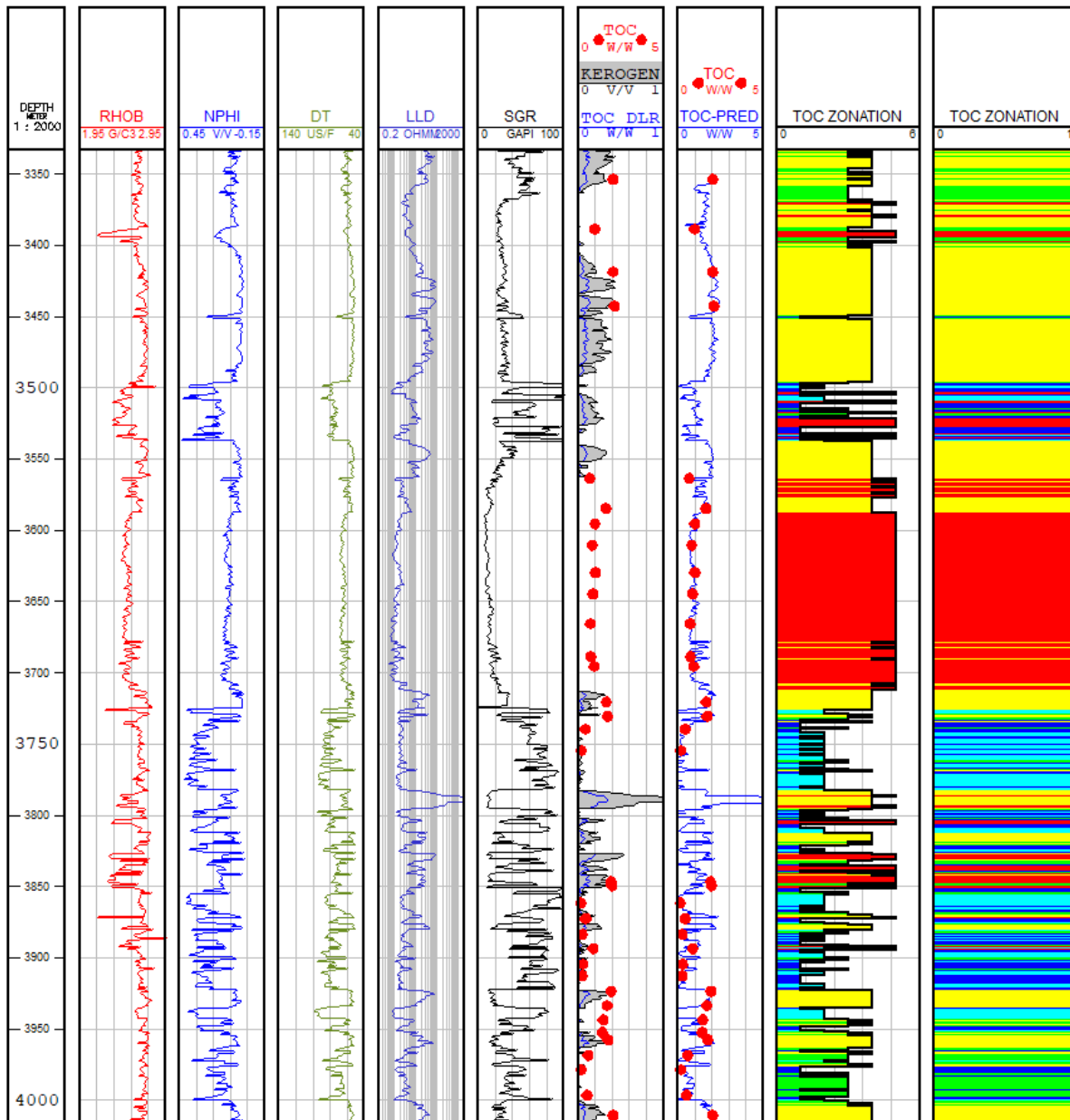
تجربی استفاده شد و در نهایت TOC در توالی مورد بررسی با استفاده از قرائت تعدادی از نمودارهای چاه پیمایی محاسبه گردید که روند TOC به دست آمده از این روش با روند داده های TOC آنالیز شده در آزمایشگاه همخوانی مناسبی داشته است. در مرحله دوم با استفاده از روش شبکه عصبی

۶- نتیجه گیری

مطالعاتی که انجام شد به محاسبه و تخمین مقدار کل کربن آلی (TOC) و سپس تعیین رخساره های ژئوشیمیایی توالی سنگ منشأ سازند کژدمی پرداخته است. در روش اول مورد استفاده (روش $\Delta \log R$) برای محاسبه میزان TOC از معادلات

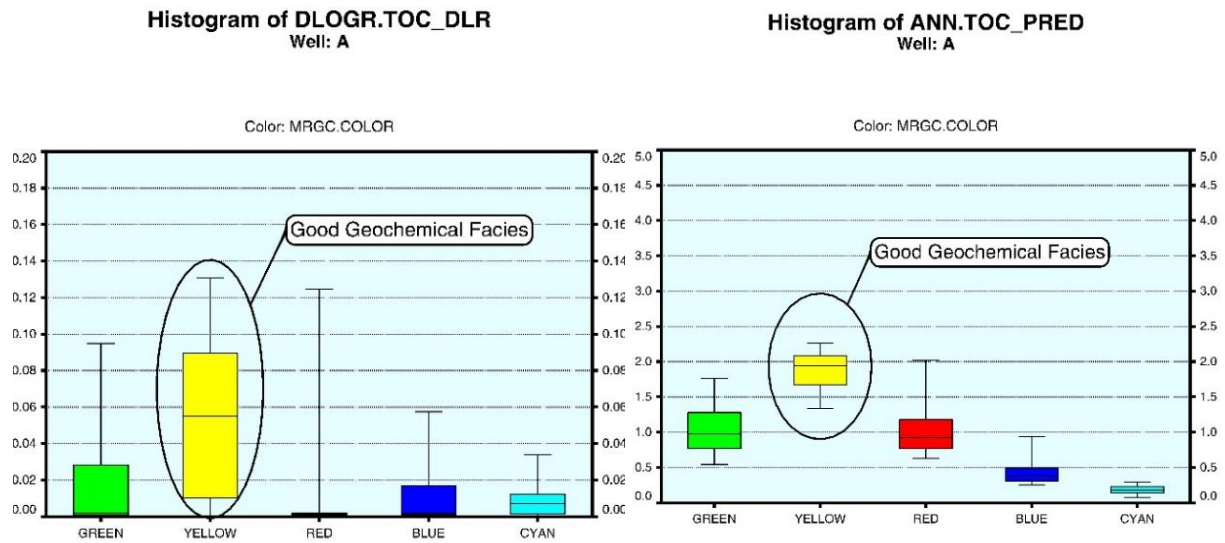
ژئوشیمیایی از نظر تجمع مواد آلی در فواصل ابتدایی توالی مورد بررسی دارای تمرکز بیشتری می‌باشد و فواصل انتهایی چاه دارای رخساره‌های مناسب ژئوشیمیایی به صورت پراکنده است. همچنین فواصل میانی فاقد رخساره‌های مناسب ژئوشیمیایی از نظر تجمع مواد آلی است.

مصنوعی (ANN) لاگ TOC در توالی مورد بررسی تخمین زده شد. در نهایت با استفاده از مقادیر TOC تخمین زده شده از دو روش مورد استفاده، رخساره‌های ژئوشیمیایی به روش خوشه‌سازی MRGC در توالی سازند مورد بررسی تفکیک شدند که در نهایت مشخص شد ضخامت رخساره‌های مناسب

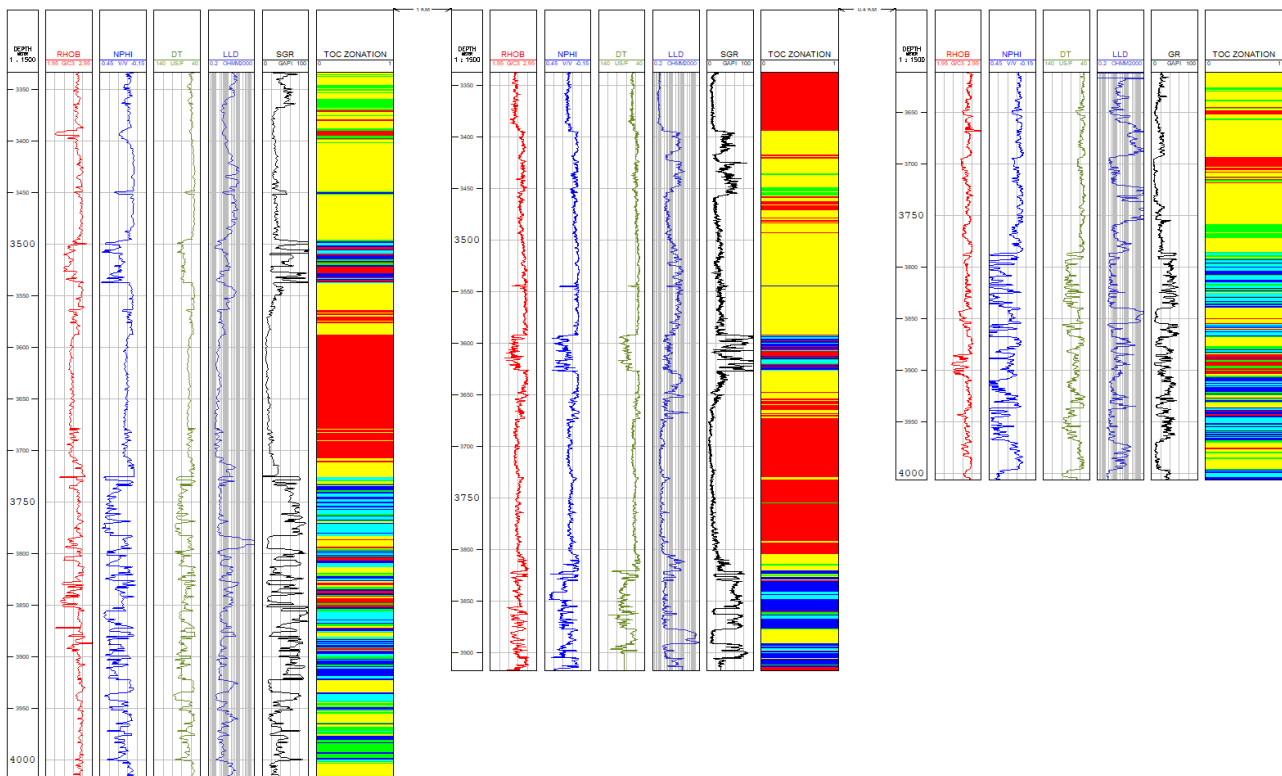


شکل ۷ - رخساره‌های ژئوشیمیایی تعیین شده

Fig. 7. Identified geochemical facies



شکل ۸ - مقدار TOC به دست آمده از روش ANN و $\Delta \log R$ در هر کدام از رخساره‌های تفکیک شده
 Fig. 8. The amount of TOC obtained by ANN and $\Delta \log R$ in each of the identified facies



شکل ۹ - تعمیم مدل در چاه‌های مجاور چاه مورد مطالعه

Fig. 9. Distribution of estimated model in near wells of studied well.

مراجع

- Soroushnia, M., Kodkhodaie, A., Nouri, B., 2011. investigation of clustering methods in the determination of electrofacies and reservoir microfacies using petrophysical and petrographic information in the Asmari Formation in one of the oil fields of the Persian Gulf. 31st Earth Sciences Meeting, Organization Geology and mineral explorations of the country 11-12 Azar. <https://civilica.com/doc/187275>
- Alizadeh, B., Maroufi, K., Heydarifard, M., 2012. Validation and comparison of two methods of artificial neural network and $\Delta\log R$ in evaluating the organic matter content of source rocks- a case study of Pabde formation of Maron oil field. Research Journal Stratigraphy and Sedimentology 48-3, 1-18. https://jssr.ui.ac.ir/article_16775.html
- Motahari, H., Alizadeh, B., Qalavand, H., Moradi, M., 2007. Evaluation of geochemical characteristics of organic materials in Pabde formation of Zilaib oil field using Rock-Eval pyrolysis. 6th Tehran Mining Engineering Student Conference, Amirkabir University of Technology. <https://civilica.com/doc/45692>
- Kodkhodaie-Ilkhchi, A., Rezaei, M.R., Moalemi, S.A., Sheikhzadeh, A., 2005. Estimation of rock types and permeability in South Pars gas field using fuzzy center clustering technique and fuzzy modeling. 9th conference of Geological Association of Iran, Tarbiat Moalem University, Tehran, 678-690. <https://civilica.com/doc/31955>
- Gholipour, S., Kodkhodaie, A., Kamali, M.R., 2013. Estimator of total organic carbon using geochemical and petrophysical data by artificial neural network in Azadegan oil field. Journal of Petroleum Research 2-85, 101-110. https://pr.ripi.ir/article_600.html
- Alizadeh, B., Najjari, S., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., 2011. Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: A case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. Computer Geoscience 45, 261–269. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.11.024>
- Bagheri, H., Tanha, A.A., Doulati-Ardejani, F., Heydari-Tajereh, M., Larki, E., 2021. Geomechanical model and wellbore stability analysis utilizing acoustic impedance and reflection coefficient in a carbonate reservoir. J Petrol Explor Prod Technol 11, 3935–3961. <https://doi.org/10.1007/s13202-021-01291-2>
- Bagheri, H., Falahat, R., 2021. Fracture permeability estimation utilizing conventional well logs and flow zone indicator. Petroleum Research 7(3), 357-365. <https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2021.11.004>
- Gholizadeh, M.H., Darand, M., 2009. Forecasting precipitation with artificial neural networks (case study: Tehran). Journal of Applied Sciences 5, 23-32. https://jphgr.ut.ac.ir/article_21548.html
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rahimpour-Bonab, H., Rezaee, M.R., 2009. A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: An example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field, Iran. Computer Geoscience 35(3), 459-474. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.12.007>
- Mohebian, R., Bagheri, H., Kheirollahi, M., Bahrami, H., 2021. Permeability Estimation Using an Integration of Multi-Resolution Graph-based Clustering and Rock Typing Methods in an Iranian Carbonate Reservoir. Journal of Petroleum Science and Technology 11(3), 49-58. https://jpst.ripi.ir/article_1221.html
- Kamali, M.R., Mirshady, A.A., 2004. Total organic carbon content determined from well logs using $\Delta\log R$ and Neuro Fuzzy techniques. Journal of Petroleum Science and Engineering 45(3-4), 141–148. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2004.08.005>
- Kulluk, S., 2013. Anovel hybrid algorithm combining hunting search with harmony search algorithm for training neuralnetworks. Journal of the Operational Research Society 64(5), 748-761. <https://doi.org/10.1057/jors.2012.79>
- Luffel, D.L., Guidry, F.K., Curtis, J.B., 1992. Evaluation of Devonian shale with new core and log analysis methods. Journal of Petroleum Technology 44(11), 1192–1197. <https://doi.org/10.2118/21297-PA>
- Mohaghegh, S.R., Arefi, H.I., Bilgesu, S., Rose, D., 1994. Design and development of an artificial neural network for estimation of formation permeability. SPE 28237, Proceeding of SPE Petroleum Computer Conference, Dallas TX. <https://doi.org/10.2118/28237-PA>

- Passey, Q., Creaney, J., Kulla, F., Moretti, F., Stroud, J., 1990. A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. *AAPG Bulletin* 74(12), 1777–1794. <https://doi.org/10.1306/0C9B25C9-1710-11D7-8645000102C1865D>
- Tanha, A.A., Pirzad, A.H., Shahbazi, K., Bagheri, H., 2022. Investigation of trend between porosity and drilling parameters in one of the Iranian undeveloped major gas fields, *Petroleum Research*, <https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.03.001>
- Ye, S.J., Rabiller, P., 2000. A New Tool for Electro-Facies Analysis: Multi-Resolution Graph-Based Clustering. 41st Annual Logging Symposium, Dallas, Texas, SPWLA-2000-PP. <https://onepetro.org/SPWLAALS/proceedings-abstract>
- Zargar, GH., Tanha, A.A., Parizad, A., Amouri, M., Bagheri, H., 2020. Reservoir rock properties estimation based on conventional and NMR log data using ANN-Cuckoo: A case study in one of super fields in Iran southwest. *Petroleum* 6(3), 304-310. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2019.12.002>
- Sefidari, E., Amini, A., Kadkhodaei, A., Ahmadi, B., 2012. Electrofacies clustering and a hybrid intelligent based method for porosity and permeability prediction in the South Pars Gas Field, *Persian Gulf. Geopersia* 2(2), 11-23. https://geopersia.ut.ac.ir/article_29229.html
- Sefidari, E., Kadkhodaie-Iikhchi, A., Najjari, S., 2012. Comparison of intelligent and statistical clustering approaches to predicting total organic carbon using intelligent systems. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 86-87, 190-205. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2012.03.024>
- Tissot, B.P., Welte, D.H., 1984. *Petroleum formation and occurrence: a new approach to oil and gas exploration*. New York, Springer – Verlag p. 699. ISBN: 978-3-642-96446-6. <https://doi.org/10.1002/jobm.19800200623>